

RESPUESTA A LA DEMANDA DE ELECTRICIDAD DE UNA RED DE ÁREA
INDUSTRIAL BASADA EN ALTA INCERTIDUMBRE

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de
INGENIERO ELÉCTRICO**

**TEMA:
RESPUESTA A LA DEMANDA DE ELECTRICIDAD DE UNA RED DE ÁREA
INDUSTRIAL BASADA EN ALTA INCERTIDUMBRE**

**AUTOR:
Bayardo Julián Barahona Quelal**

**TUTOR:
Edwin Marcelo García Torres**

Quito, Febrero 2017

Bayardo Julián Barahona Queala

RESPUESTA A LA DEMANDA DE ELECTRICIDAD DE UNA RED DE ÁREA INDUSTRIAL BASADA EN ALTA INCERTIDUMBRE

Universidad Politécnica Salesiana, Quito – Ecuador 2017

Ingeniería Eléctrica

Breve reseña de autores e información de contacto:



Julián Barahona (Y'1987-M'11). Nació en Quito, Ecuador. Bachiller Técnico Industrial con especialización en Electrónica en el Instituto Tecnológico Superior Central Técnico, Ecuador 2006. Egresado de la Carrera de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Politécnica Salesiana. Su trabajo consiste en realizar estudio de respuesta a la demanda de electricidad en una red de área industrial basada en alta incertidumbre.

bbarahonaq@est.ups.edu.ec

Dirigido por:



Marcelo García (Y'1978 -SM10). Nació en Quito Ecuador. Graduado en Ingeniería Eléctrica de la Universidad Politécnica Salesiana y Master en Gestión de Energía de la Universidad Técnica de Cotopaxi en 2016. Actualmente se encuentra cursando su doctorado en Ingeniería con la Universidad Pontificia Bolivariana- Medellín Colombia. Su trabajo de investigación se enfoca en: Respuesta a la Demanda, sistemas de automatización Scada, microgrids, sistemas de energía renovable, generación distribuida y Smart grid. Es profesor de la Universidad Politécnica Salesiana-Ecuador en Ingeniería Eléctrica. Actualmente es miembro de Girei Research Group.

egarcia@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados:

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con la autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos o investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

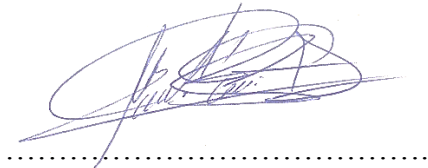
2017 Universidad Politécnica Salesiana

Quito – Ecuador

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo, Edwin Marcelo García Torres, declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación *“Respuesta a la demanda de energía eléctrica en una red de área industrial basada en alta incertidumbre”*, realizado por Bayardo Julián Barahona Quelal, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito, Febrero 2017



Edwin Marcelo García Torres

Cédula de identidad: 1803087400

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Bayardo Julián Barahona Quelal, con documento de identificación N° 1721065827, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor/es del trabajo de grado/titulación intitulado: “Respuesta a la demanda de energía eléctrica en una red de área industrial basada en alta incertidumbre”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Firma



.....

Nombre: Bayardo Julián Barahona Quelal

Cédula: 1721065827

Fecha: 02/02/2017

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE TABLAS

Resumen.....	1
Abstract	1
1. Introducción	2
2. Metodología de predicción de la demanda de energía	3
2.1 Método de Markov	3
2.2 Método de Montecarlo	4
3.2 Modelo de Markov y Montecarlo DR en la industria.....	5
3.3 Algoritmo del modelo	5
3. Gestión del consumo energético industrial	6
3.1 Políticas de gestión	6
4. Metodología Propuesta.....	6
4.1 Planificación de la producción con estimación de la demanda	6
4.2 Modelación del sistema de gestión.....	7
4.3 Optimización de los costos energéticos de producción.....	8
5. Pruebas y Resultados	9
5.1 Caso de estudio incrementando la producción	9
6. Conclusiones y Recomendaciones	12
7. Referencias.....	12

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Cadena de Markov típica	4
Figura 2. Método de Montecarlo para determinar el área bajo la curva.	5
Figura 3. Porcentajes de consumo energético en un país en vías de desarrollo.....	6
Figura 4. Costo de la energía eléctrica en Ctsvs /kWh durante 24 horas.	6
Figura 5. Curva de consumo energético de una industria en una jornada	7
Figura 6. Energía utilizada durante un día de trabajo F_{Pt}	8
Figura 7. Curva de proyección y de medición del consumo energético	9
Figura 8. Consumo energético de la línea de producción	10
Figura 9. Costos mensuales de producción con 1 turno de trabajo.....	10
Figura 10. Consumo de energía de 2 líneas de producción	10
Figura 11. Costos mensuales de producción con 2 líneas de producción	10
Figura 12. Energía medida y proyectada para dos turnos	11
Figura 13. Consumo de energía de 2 turnos de producción.....	11
Figura 14. Costos mensuales de producción con nuevo pliego tarifario	11
Figura 15. Resultados de la matriz de estado del arte	13

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Valores de probabilidad para modelo de predicción de Montecarlo	5
Tabla 2 Pliego tarifario propuesto.....	11
Tabla 3 Matriz Estado del Arte	¡Error! Marcador no definido.

RESPUESTA A LA DEMANDA DE ELECTRICIDAD DE UNA RED DE ÁREA INDUSTRIAL BASADA EN ALTA INCERTIDUMBRE

Resumen

El estudio de la respuesta a la demanda (DR por sus siglas en inglés) en el sector industrial busca una eficiente y óptima utilización de la energía eléctrica para lo cual se plantea un algoritmo de optimización alimentado por un mecanismo de predicción de la demanda en base a datos históricos operados mediante cadenas de Markov y el método de Montecarlo. Este algoritmo determina la probabilidad de que el consumo energético incremente, se mantenga o disminuya; una vez obtenidas las distintas probabilidades se construye la matriz de transición para una cadena de Markov y se predice el valor del posible evento futuro. Una vez obtenida la curva de consumo y gracias a datos de niveles y estándares de producción se plantea un algoritmo de optimización del costo energético en base a una función objetivo orientada a la reducción de costos energéticos por unidad producida, con las respectivas restricciones obtenidas del mismo proceso, como por ejemplo, número de unidades requeridas, el número de trabajadores necesarios, el tiempo de trabajo de los subprocesos e incluso el orden de los procesos; el resultado de la optimización indicará a qué hora del día es ideal el arranque de la producción, cuantos turnos de trabajos se requieren para producir las unidades que se necesitan, siempre orientado a reducir los costos mensuales energéticos de producción en base a un pliego tarifario.

Palabras Clave: AMI, Cadena de Markov, Costo de demanda, costo de energía, Energía eléctrica, Reducción de costos, Respuesta a la demanda.

Abstract

The demand response study (DR) for industries search an efficient and optimal use for the energy using an optimization algorithm who is fed by a prediction mechanism of the demand with historical data, operated by Markov chains and the Monte Carlo method. This algorithm determines the probability of the energy consumption increases, don't have changes or decreases; once the different probabilities are obtained the transition matrix for Markov chain is constructed and the value for the possible future event will be predicted. Once the consumption curve is obtained and with the data of levels of production, an optimization algorithm for the energy cost is proposed based in an objective function oriented to the reduction energy costs per unit produced, with the respective restrictions obtained from the same process, such as the number of units required, the number workers required, the working time of the sub processes and even the order of the processes; The optimization result will indicate, what time in the day the production will be started because this is the best, another goal is to determinate how many work shifts are required to produce the units that are needed, always aimed at reducing the monthly energy costs of production based on a tariff schedule.

Keywords: AMI, Chain of Markov, demand cost, Demand Response, Electric Power, energy cost, low cost

1. Introducción

El análisis de la DR permite determinar la forma en la que el usuario final utiliza la energía eléctrica, estudiando el costo y la eficiencia de su utilización, gracias a mecanismos que promueven el ahorro energético [1]–[3]. Dentro de los cuales se tiene:

- 1) Esquema de precio base: pretende incentivar el ahorro con la variación de precios hacia el usuario final en diferentes horas del día mediante la aplicación de un pliego tarifario, en el que se detalla los rubros a pagar por el servicio de energía eléctrica, mismo que varía dependiendo de la hora del día, teniendo horas de mayor costo (picos) y de menor costo (Valle). [4].
- 2) Control directo de la carga: Cuando se plantea este mecanismo se requiere la participación activa de todos los actores del mercado; tanto productores como consumidores deben tener una comunicación bidireccional, para desplazar o suspender el consumo en diferentes horas del día, horas pico, sin afectar sus actividades habituales.
- 3) Políticas estatales de gestión que contemple a todos los usuarios dentro de un mercado de energía eléctrica, siempre con el objetivo de optimizar el consumo [5]–[8]

En el sector industrial la optimización del consumo presenta restricciones como, niveles de producción, niveles de inventario y programas de MTO, gestión de los turnos de trabajo las cuales varían todos los días[9], por eso surge la necesidad de un análisis en tiempo real y una adecuada planificación de la producción a fin de evitar que la aplicación de políticas de DR afecte la calidad del producto y a su vez disminuir costo por utilización de energía eléctrica, permitiéndole al usuario industrial aumentar sus ingresos al disminuir los costos de operación, otorgándole herramientas para transformarse en un competidor

fuerte dentro del mercado en el que compita [10][11].

El crecimiento de la demanda provoca incrementos representativos en las condiciones de operación del sistema que pueden afectar a la red, causando inconvenientes a todos los usuarios [12], [13] Para disminuir el consumo de energía en base a la planificación de la demanda, un estudio de la DR puede ser beneficioso para todas las partes debido a que el operador o proveedor del servicio de energía eléctrica puede garantizar el normal funcionamiento del sistema con niveles óptimos de calidad logrando que los generadores trabajen en condiciones nominales sin sobrecargas y; la estabilidad del sistema se ve mejorada debido a que no hay caídas de tensión por cargas que entran y salen del sistema [14]–[17]. Sin embargo para lograr lo antes expuesto resulta necesaria la automatización [18]–[20]. y poder controlar el desplazamiento de la curva de demanda en el tiempo mediante la manipulación de cargas prescindibles durante ciertas horas del día [14], [21], esto sin afectar la productividad [22]; pero el problema radica en que las redes actuales en el Ecuador no tienen la capacidad técnica para desarrollar comunicación bidireccional usuarios - distribuidores a fin de obtener toda la información necesaria para la planificación o el desplazamiento de la carga a horas valle [17],[20]–[23]. Por eso se requiere un modelo de predicción lo más acertado posible que permita tomar decisiones acertadas [27]. El modelo matemático que continuación se desarrollara con respecto a la demanda de energía eléctrica tiene una gran componente de incertidumbre, en muchos casos, porque los datos de consumo son difíciles de cuantificar, así que es necesaria una adecuada modelación, cuantificación y tratamiento de la

misma asegurando que la predicción sea precisa o aceptable [28][29].

Teniendo en cuenta todas las restricciones antes expuestas se utilizarán métodos estocásticos de análisis como las cadenas de Markov y el método de Montecarlo[29]–[33] para otorgar al sistema la capacidad de predecir el consumo energético en base a datos históricos de una industria dedicada a la elaboración productos farmacéuticos, mediante un modelo de optimización basado en una función objetivo para disminuir el costo y maximizar el beneficio, detallado posteriormente, se determina la hora óptima de operación de la industria de acuerdo a una tarifa horaria, este tipo de análisis es pieza clave a la hora de tomar decisiones de planificación y gestión empresarial [12], [34]–[36].

2. Metodología de predicción de la demanda de energía

2.1 Método de Markov

Una cadena de Markov es un método de predicción en el que sus valores futuros dependen de los valores anteriores siendo muy útil en el análisis de la demanda de energía que cambia de forma aleatoria con el tiempo. La cadena de Markov es una sucesión de eventos en la que los estados futuros X_{t+1} dependen únicamente de los datos presentes X_t expresados en la ecuación (1).

$$P(X_t = j : X_{t+1} = i) \quad (1)$$

Dónde:

X_t = Probabilidad del evento y;
 X_{t+1} = Probabilidad del evento siguiente.

El cambio entre probabilidades se denomina transición, se refiere al conjunto que formado las distintas posibilidades que tienen un mismo

evento perteneciente a una cadena finita, en la ecuación (2) se presenta la probabilidad de un evento futuro dependiente de un evento pasado denominado cambio de estado.

$$P_{ij} = P(X_t = j : X_{t+1} = i) \quad (2)$$

$P_{ij} = 1, 2, 3, 4, 5 \dots m$ si $P_{ij} > 0$ se puede decir que el estado E_i se comunica con el estado E_j y de igual forma se determina que existe comunicación o dependencia si:

$$P_{ij} > 0 \quad (3)$$

Para cada estado i que sea fijo, los valores de la probabilidad P_{ij} pueden tomar cualquiera de los sucesos $E_1, E_2 \dots \dots E_m$, expresado en la ecuación (4), siendo excluyentes entre sí, por lo tanto, todos los valores de la probabilidad P_{ij} son valores de cambio que cumplen con la condición [37]. Si:

$$\sum_{j=1}^m P_{ij} = 1 \quad (4)$$

Entonces la combinación de todas las posibilidades de los valores de $i = 1, 2, 3, 4 \dots \dots m$ forman la matriz de transición (5).

$$T = P_{ij} = \begin{bmatrix} P_{1j} & \cdot & P_{1m} \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & P_{mm} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Cada fila de la matriz responde a la ecuación (4) en donde el conjunto de todas las posibilidades para los eventos $E_1, E_2 \dots \dots E_m$ estarán ligadas entre sí. La probabilidad que se dé un evento E_1 , dentro de una cadena de “ m ” pasos obedece a una distribución de probabilidad $\{P_{ij} | 0\}$, siendo $P_{ij} (0)$ un valor inicial para el cálculo de los posibles estados futuros, dando como resultado la ecuación (6) [37]:

$$\sum_{i=1}^m P_i(0) = 1 \quad (6)$$

Entonces para alcanzar un estado E_j en un solo paso se tiene la suma de los eventos posibles los cuales se representan con, $m=1$ y la condición inicial $P_i(0)$ presentada en la ecuación (7):

$$\sum_{i=1}^m P_i(0) \cdot P_{ij} \quad (7)$$

Siempre teniendo en cuenta la probabilidad inicial $P_i(0)$ y su componente correspondiente de la matriz de transición junto con los vectores fila de la matriz de transición se puede considerar que $P_i(0)$ es la distribución inicial y $P_i(1)$ es la probabilidad de alcanzar un estado E_1 después de una interacción, y estaría determinada por la ecuación (8) [38]–[41].

$$(1) = [P_j(1)] = \left[\sum_{i=1}^m P_i(0) \cdot P_{ij} \right] = PT \quad (8)$$

De la ecuación (8), podemos obtener T como la matriz de transición, de este modo se puede concluir, gracias a la ecuación (9), que la probabilidad de un evento está determinada por el valor inicial P_0 , multiplicado por la matriz de transición T correspondiente:

$$P(2) = P_1 T = P_0 T^2 \quad (9)$$

O lo que es lo mismo:

$$P(n) = P_{(n-1)} T = P_0 T^n \quad (10)$$

En la Figura 1 se presenta una representación del funcionamiento de una cadena de Markov para un conjunto de probabilidades de tres eventos

cualquiera en el que la sumatoria de las distintas posibilidades de cambio de estado (flechas salientes) da como resultado 1.

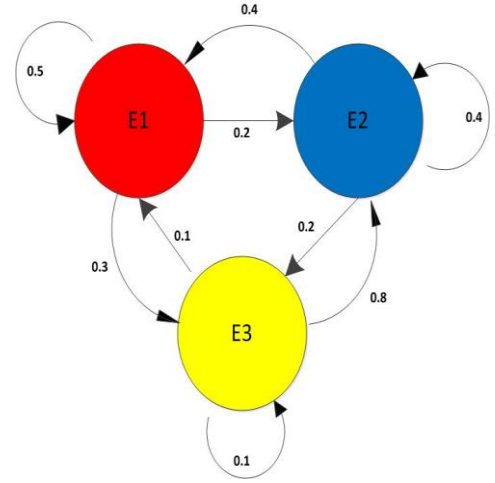


Figura 1. Cadena de Markov típica

2.2 Método de Montecarlo

Cuando se utiliza el método de Montecarlo realiza una aproximación generando muchas muestras n , de una probabilidad P_i como se puede apreciar en la Figura 2, este método nos permite encontrar soluciones a problemas físicos o matemáticos utilizando pruebas aleatorias en un número determinado de veces, cabe destacar que mientras más repeticiones realiza el modelo es mejor su capacidad de precisión y exactitud, disminuyendo así el error [42]. Las variables aleatorias son números (x_0, x_1, \dots, x_n) que tienen una probabilidad (P, P_1, \dots, P_n) , por ejemplo cuando se lanza una moneda al aire hay dos posibilidades, la 1 que se dé cara y la segunda que dé cruz, $P_x = \frac{1}{2}$, y así mismo en dado cubico se tendrá 6 posibilidades para cada número correspondiente, $P_x = \frac{1}{6}$. El método, requiere encontrar los valores aleatorios de una variable la cual puede ser discreta o continua y que utilice distribución de probabilidad $P_{(xi)}$ dentro de los valores de un intervalo dado[43][44].

Como se puede apreciar en la Figura 2 cada punto representa un número o posición aleatoria generada para determinar el área bajo la curva en base a datos probabilísticos.

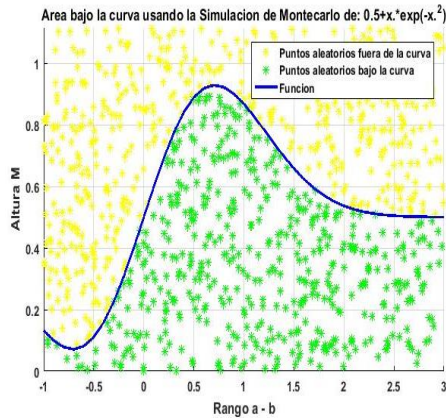


Figura 2. Método de Montecarlo para determinar el área bajo la curva.

3.2 Modelo de Markov y Montecarlo DR en la industria

Mediante la aplicación de estos dos métodos podemos realizar una predicción aproximada del comportamiento de la demanda de energía eléctrica en función de datos históricos de medición, generando una cantidad de números aleatorios significativa, por ejemplo 1000, los cuales entregarán la probabilidad de incremento o de reducción del consumo energético. El método Montecarlo nos entregará la probabilidad de que uno de los eventos posibles de la Tabla 1, en donde se muestran los Valores de probabilidad para los eventos de incremento o de reducción del consumo eléctrico en el modelo de predicción de Montecarlo, para luego con el método de Markov cuantificar en un valor de medición de energía el evento dado.

Tabla 1 Valores de probabilidad para modelo de predicción de Montecarlo

Probabilidad de incremento	1
No hay variación	0
Probabilidad de Reducción	-1

Al referirnos a proyecciones estadísticas y predicción de la demanda, resulta necesario insertar el termino incertidumbre ya que en ninguno de los casos de la Tabla 1 Se presentara una exactitud del 100%, entonces mientras más números aleatorios y repeticiones se generan el error disminuye y por ende la incertidumbre del modelo, es así que la incertidumbre será inversamente proporcional a la cantidad de números aleatorios e interacciones generadas. La incertidumbre de la correcta predicción será el error que se tenga en el valor pronosticado frente al valor medido expresado en la ecuación (11).

$$Er = \frac{(Vp - Vm)}{Vm} \quad (11)$$

Donde:

Er = Error;

Vp = Valor pronosticado y;

Vm = Valor medido.

3.3 Algoritmo del modelo

Algoritmo de predicción del consumo energético.

1. Inicio algoritmo de predicción

2. Declaración

f1= datos históricos

f2=longitud Montecarlo= 1000

f3= Longitud Matriz

Transición=LMT = 100

f4 = tiempo simulación

3. Asignación

Leer | f1, f2, f3, f4|

4 Proceso de predicción

for i para todo N

t=60/5

i=i+t

randon(i)=Montecarlocada5

minutos

for r para todo M

Montecarlo cada 5 minutos=

vector inicial

```

End
For j para todo M
Vector inicial = matriz
transición
End
End
Resultado= V I * MT

```

5. Visualización

Plot (predicción)

6. Fin algoritmo de predicción

3. Gestión del consumo energético industrial

3.1 Políticas de gestión

Las políticas de gestión energética dentro de una industria, cualquiera que esta sea, se traducen en eficiencia en consumo y reducción de costos energéticos de producción, tanto como para la industria propiamente dicha, como en reducción de pérdidas para la empresa distribuidora y generadora de energía eléctrica, en la Figura 3 se puede apreciar los distintos porcentajes de consumo energético en cada sector.

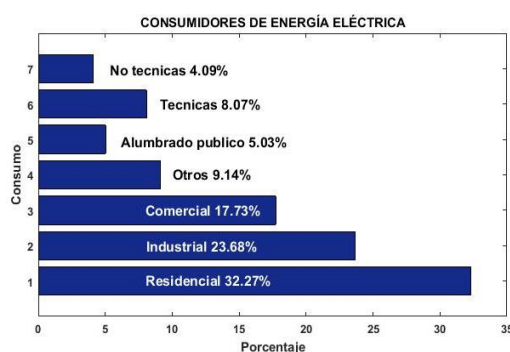


Figura 3. Porcentajes de consumo energético en un país en vías de desarrollo

El sector industrial representa un cliente con carga considerable después del residencial, sin embargo, el desarrollo económico de un país dependerá de su industria y de su competitividad interna y externa, para ello la reducción de costos energéticos se presenta como una solución viable a un corto plazo, implementando políticas de

planificación basadas en estudios de carga y económicos de cada proceso, logrando planificar la producción no solo en base a las fluctuaciones del mercado, sino también en base a los picos de consumo energético y a la variación del mercado eléctrico en las distintas horas del día.

4. Metodología Propuesta

4.1 Planificación de la producción con estimación de la demanda

Una herramienta inicial y de bajo costo para la optimización del consumo de energía eléctrica en el sector industrial es la planificación interna del consumo, esto se considera como una política de fácil implementación y de resultados visibles a corto plazo en la reducción de costos. Gracias a la proyección de la demanda se puede planificar los procesos, desplazando su arranque a la hora del día que tenga el menor costo sin que afecte los niveles de producción, logrando aumentar la productividad con la misma cantidad de energía. En la Figura 4 observa la variación del costo de la energía durante un día de trabajo. Como se puede observar en la Figura 4 existen períodos del día denominados pico en los que el costo de la energía es más alto, siendo por lo tanto más costoso trabajar en este periodo.

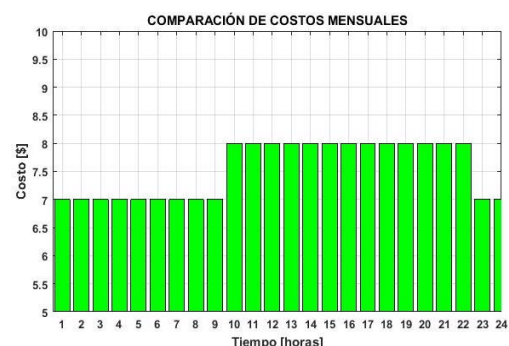


Figura 4. Costo de la energía eléctrica en Cts/kWh durante 24 horas.

4.2 Modelación del sistema de gestión

La eficiencia económica es la premisa fundamental en la dirección de todas las empresas de orden privado y público, el consumo energético para la obtención de una cantidad determinada de unidades por lo tanto merece ser estudiado y optimizado. El presente caso obedece a una producción diaria de una empresa de manufactura y su respectivo consumo energético realizando una planificación acertada y la optimización del mismo, que sea de ayuda a la reducción de costos. Se inicia analizando todas las variables económicas que afectan el proceso como son los costos fijos y variables, sin dejar de lado el error que puede tener la predicción de la demanda y, al tratarse de planificación se tendrá varios casos de estudio para luego de realizar un análisis técnico - económico y determinar el mejor camino a tomar. Para las metodologías antes mencionadas vamos a tomar datos de producción de una industria de manufactura la cual tiene una producción diaria con un costo energético determinado por la cantidad de energía demandada por cada máquina, respectivamente; y el costo de la energía en base a un pliego tarifario aplicado a las 24 horas del día (ver Figura 4). En la Figura 5 se presenta la curva de consumo durante una jornada de producción.

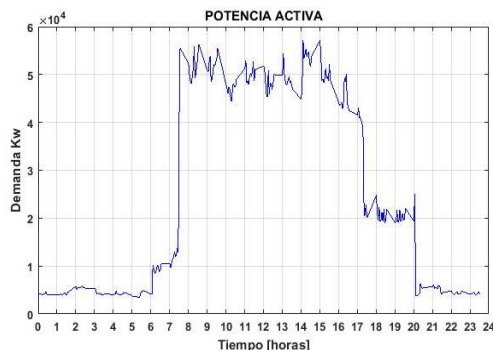


Figura 5. Curva de consumo energético de una industria en una jornada

En la Figura 5 la producción diaria de la empresa en un turno de 8 horas tiene una demanda promedio de 58 kW. La energía total a pagar por el consumo de energía eléctrica estaría determinada por la ecuación (12):

$$Et = Pt * T \quad (12)$$

Dónde:

Et = Energía total utilizada en kW/h

Pt = Potencia total utilizada en kW

T = Tiempo de uso en Horas

Teniendo la ecuación (12) y realizando una medición de potencia cada 5 minutos para tener una curva aproximada del consumo como la de la Figura 5 se tiene la ecuación (13) en la que tenemos la sumatoria cada 5 minutos de la energía total consumida:

$$\sum_{i=1}^{288} Pt * T = Et \quad (13)$$

Descomponiendo la ecuación (13) y realizando la sumatoria cada hora se tiene la ecuación (14):

$$\sum_{i=1}^{24} \sum_{j=1}^{12} F_{Pt} * T = 96800w/h \quad (14)$$

De donde se obtiene el consumo energético de la planta durante un día normal de producción el cual se representa en la Figura 6 y así mismo se presenta el resultado del consumo.

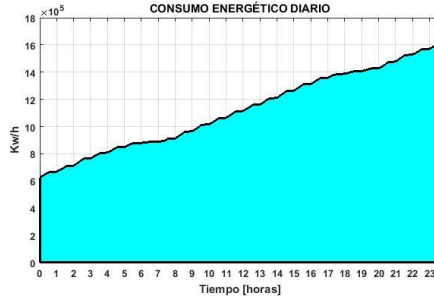


Figura 6. Energía utilizada durante un día de trabajo F_{Pt}

La cantidad de unidades producidas durante ese periodo de tiempo deberá ser igual o mayor a 35000 según estándares de producción y mediciones de rendimiento interno de la empresa lo que estaría determinada por el área bajo la curva de la función $F(Et)$, de la ecuación (15) entonces:

$$Cu = \int_0^{24} F(Et) * dt = 35000 \quad (15)$$

Dónde:

Cu = Cantidad de unidades.

$F(Et)$ = Función de energía total.

Para determinar la cantidad de energía requerida para producir una caja se tiene la ecuación (16) la cual divide la energía total utilizada por una jornada de trabajo para la cantidad de unidades producidas en el periodo en mención obteniéndose:

$$E_{caja} = \frac{Et}{Cu} \quad (16)$$

De donde:

$$Et = \frac{96800 \text{ W}}{1000 \text{ h}} = 96,8 \text{ kW/h}$$

$$E_{caja} = \frac{96,8 \text{ KW/h}}{35000 \text{ un}} = 0,0027 \frac{\text{kW/h}}{\text{un}}$$

Conociendo la cantidad de energía requerida por caja se puede determinar acciones y políticas de DR para

optimizar el uso energético y por lo tanto reducir costos de producción, mismos que se componen de costos fijos y costos variables ecuación (17).

$$Ct = Cf - (Cv * Prod \text{ tot}) \quad (17)$$

De donde:

Ct = Costo total;

Cf = Costo fijo;

Cv = Costo variable.

El costo de energía eléctrica es un costo variable el cual se puede optimizar para fomentar la eficiencia energética. De manera general, dentro de los costos variables se tiene: horas extras de los trabajadores y costos de servicios básicos, etc.

La optimización del rubro de energía eléctrica contribuirá a la reducción de costos totales, sin embargo, el análisis total del costo beneficio, sigue siendo una decisión de orden gerencial.

El caso de estudio registra un incremento en la producción de 35000 a 70 000 unidades diarias.

4.3 Optimización de los costos energéticos de producción

La premisa para la determinación de la función objetivo, ecuación (18), de optimización será la reducción de costos variables en lo que se refiere a costo energético, la cual será determinada por:

$$Fo = \sum_{p=1}^p C_{vp} * P_t * B \quad (18)$$

Dónde:

p = periodo de trabajo igual a un día de 24 horas.

C_{vp} = Costo variable de producción

P_t = Producción total requerida.

B = Variable binaria que determinaría que se trabaje o no se trabaje.

La función objetivo está orientada a la reducción de costos variables de producción en función del costo energético durante todas las horas del día, es por eso que el periodo “p” estará determinado entre las 00:00 hasta las 23:59 del día en el cual se va a trabajar, expresado en la ecuación (19):

$$Fo = \sum_{p=1}^{24} C_{vp} * 70\,000 \text{ unidades} * B \quad (19)$$

De este modo se determina la conveniencia o no de trabajar durante ciertas horas del día para cumplir con el nuevo requerimiento de producción.

Algoritmo de optimización de turnos

1. Inicio algoritmo de optimización de turnos

2. Declaración

f1= datos producción
f2= pliego tarifario
f3= sistemas auxiliares
f4=Hora optima de inicio
f5= cantidad de turnos

3 Asignación

Leer |f1, f2, f3|

4. Proceso de optimización

for i parto todo N
Nc= P/Np
Tp= Nc/8 horas
If Tp mayor a 8 then
Turnos = 2
Costo 1 = min costo 1
Costo 2 = min costo 2
Else
Turno = 1
Costo = min costo
End if
End for

5. Visualizar

Plot (optimización)

6. Fin algoritmo de optimización de turnos

5. Pruebas y Resultados

5.1 Caso de estudio incrementando la producción

En este caso de estudio se simula el incremento de la producción de un valor inicial de 35000 a 70000 unidades diarias, se busca duplicar la producción. En la Figura 7 se presenta una curva de medición y una curva de proyección de la demanda de energía para un turno normal de trabajo con una producción requerida de 35000 unidades, se observa que únicamente se tiene consumo durante las horas del día y en las horas nocturnas únicamente se tiene un consumo fijo, debido a los sistemas auxiliares de apoyo.

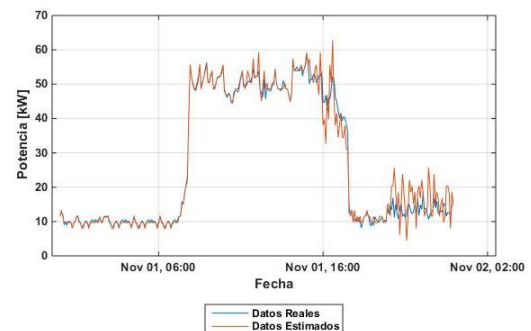


Figura 7. Curva de proyección y de medición del consumo energético

En la Figura 8 se presenta la demanda de electricidad para un turno según el proceso de producción, compuesto por una etapa de mezcla de los ingredientes que lo componen, con una demanda media de 60kW, luego se tiene el proceso de envasado el cual tiene una demanda media de 80 kW, hasta que por ultimo en el proceso de etiquetado y empackado se tiene una demanda media de 55 kW. Multiplicando la demanda por el tiempo, ecuación (12), da como resultado la energía requerida para cumplir con la cuota de

producción de 35000 unidades por turno.

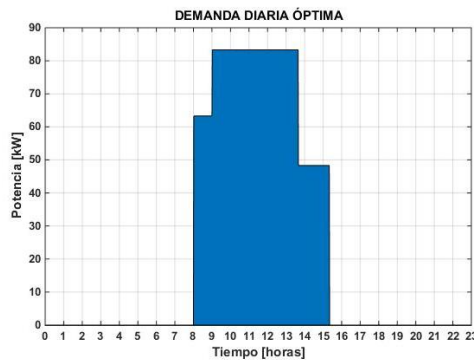


Figura 8. Consumo energético de la línea de producción

En la Figura 9 se presenta los costos de la línea de producción en función del consumo energético dejando de lado los costos fijos.

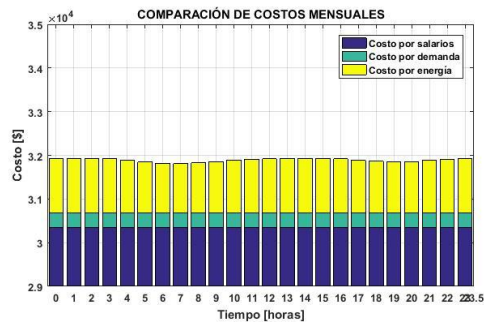


Figura 9. Costos mensuales de producción con 1 turno de trabajo

Como se aprecia los costos fijos no tienen variación, a diferencia de los costos energéticos que si presentan cambios, tal como se aprecia en la Figura 9, en donde se tiene costos menores desde las 6:00 am hasta las 17:00 pm es decir, que trabajando durante estas horas del día el costo mensual energético sería de 2350 USD y un valor máximo de 2400 USD aproximadamente.

Para cumplir con la demanda nueva de producción se tiene 2 opciones, 1) adquirir una nueva línea de producción a fin de duplicar la producción del día y por ende se tendrá el consumo mostrado en la Figura 10, en el cual se aprecia que el consumo se duplica dentro de un mismo turno y, 2)

mantener la misma línea de producción pero aumentar los turnos de trabajo a dos.

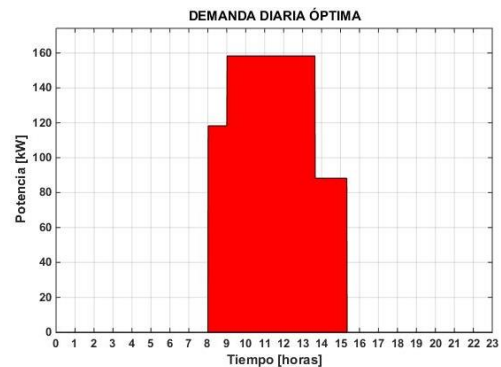


Figura 10. Consumo de energía de 2 líneas de producción

En la Figura 11 se presenta los costos de producción tanto fijos como variables en los cuales se puede observar que al aumentar las líneas de producción todo sufre un incremento al doble del costo anterior.

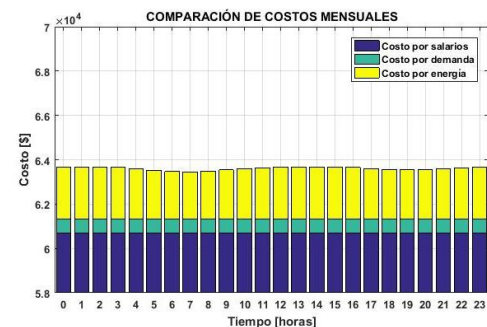


Figura 11. Costos mensuales de producción con 2 líneas de producción

Como se puede ver en las Figuras 10 y 11 el incremento de la producción obliga a incrementar líneas de producción y personal elevando significativamente los costos energéticos, sin contar que la inversión en maquinaria y equipos tiene un periodo de amortización muy largo.

Ahora se aplica 2 turnos de trabajo con las mismas líneas de producción y tenemos el consumo mostrado en la Figura 12 donde vemos el inicio y el final de cada turno de trabajo en la hora más óptima que representa menor costo

y cumple con las restricciones del proceso productivo

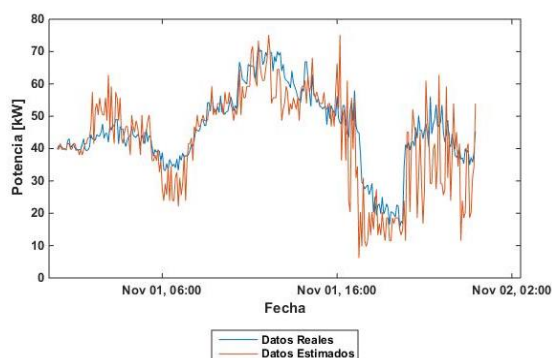


Figura 12. Energía medida y proyectada para dos turnos

En la Figura 13 se muestra el consumo energético de la misma línea de producción durante 2 turnos.

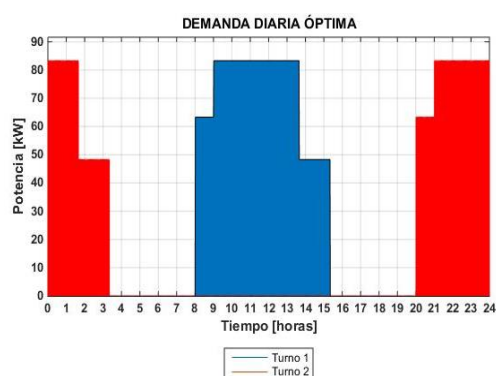


Figura 13. Consumo de energía de 2 turnos de producción

Como se puede observar la energía necesaria para producir 70000 unidades no ha cambiado pero si se ha disminuido el costo energético debido a la aparición de otro turno y logrando desconcentrar la carga de un solo punto del día. Cabe mencionar que en un mercado vertical en base a subsidios estatales no se aprecia un ahorro considerable, debido precisamente a la participación del estado y no tener variaciones en la tarifa, es así que en un mercado distinto en el que el estado únicamente se encargue de la pate regulatoria se podría observar más beneficios de una aplicación de respuesta a la demanda debido a que, el precio de la energía sería

competitivo, para eso se presenta un ejemplo de la misma producción pero en un mercado con precios como los indicados en la Tabla 2.

Tabla 2 Pliego tarifario propuesto

Pliego tarifario	
Hora	\$/kWh
0	0,07
1	0,07
2	0,07
3	0,07
4	0,07
5	0,07
6	0,15
7	0,15
8	0,15
9	0,1
10	0,07
11	0,07
12	0,07
13	0,07
14	0,07
15	0,07
16	0,07
17	0,14
18	0,14
19	0,14
20	0,14
21	0,14
22	0,1
23	0,07

Como se puede apreciar en la Tabla 2 El precio de la energía eléctrica varía en función de la hora del día y por lo tanto la curva de costo sería la presentada en la Figura 14.

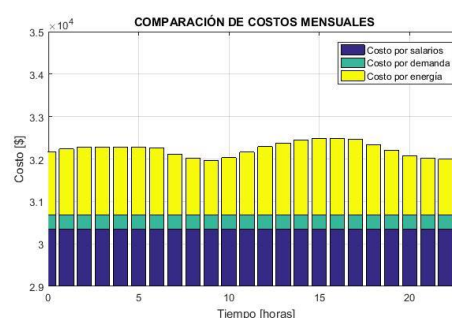


Figura 14. Costos mensuales de producción con nuevo pliego tarifario

6. Conclusiones y Recomendaciones

El estudio de DR de energía eléctrica en el sector industrial reduce costos de producción permitiendo optimizando la forma en la que el usuario utiliza la energía.

El estudio de DR permite mejorar la confiabilidad del sistema evitando desconexiones forzadas o sobrecargas debido a que el consumo energético de los usuarios disminuye.

La precisión de los métodos para la predicción utilizados dependen directamente del número de veces que se repiten las interacciones, es decir, Entre más repeticiones y mayor número de elementos aleatorios el error se reduce.

La reducción de costos energéticos de producción reduce el precio de venta, por lo tanto, el usuario final del producto también se ve beneficiado de forma indirecta siempre y cuando haya políticas de gestión de mercados.

En un mercado vertical de energía y en base a un pliego tarifario como en el del caso de estudio, no es apreciable el ahorro económico para la industria debido principalmente a que el precio es prácticamente constante, sin embargo, si habría beneficio para la distribuidora de energía, quien reduciría la sobrecarga del sistema en horas de gran demanda.

Para que el beneficio económico de aplicar políticas de DR sea apreciable para la industria este tendría que ser representativo, puesto que por políticas sociales y laborales una reducción del costo de energía no es significativa frente a otros costos como salarios, horas extra, infracciones de seguridad, transporte, alimentación etc.

7. Referencias

[1] K. Kuroda, T. Ichimura, and R.

Yokoyama, "An effective evaluation approach of demand response programs for residential side," 2012, pp. 1–6.

[2] B. Feron and A. Monti, "Development and assessment of a market-based Multi-Agent System for domestic heat and electricity management," 2016, pp. 1–6.

[3] E. M. Garcia and I. Idi, "Demand response systems for integrating energy storage batteries for residential users," in *Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)*, IEEE, 2016.

[4] K. Ma, G. Hu, and C. J. Spanos, "A Cooperative Demand Response Scheme Using Punishment Mechanism and Application to Industrial Refrigerated Warehouses," *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 11, no. 6, pp. 1520–1531, Dec. 2015.

[5] B. Daryanian, R. E. Bohn, and R. D. Tabors, "Optimal demand-side response to electricity spot prices for storage-type customers," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 4, no. 3, pp. 897–903, Aug. 1989.

[6] G. Huang, J. Yang, and C. Wei, "Cost-Effective and Comfort-Aware Electricity Scheduling for Home Energy Management System," 2016, pp. 453–460.

[7] H. Aalami, G. R. Yousefi, and M. P. Moghadam, "Demand Response model considering EDRP and TOU programs," 2008, pp. 1–6.

[8] E. M. García, "Diagnostico de la demanda de consumo de energia electrica en un smart home, enfocado en el sector residencial de quito, durante el ano 2015, barrio la kennedy. Caracterizacion y optimizacion del consumo de energia

- electrica,” Universidad Tecnica de Cotopaxi, Latacunga, 2016.
- [9] S. Mohagheghi and N. Raji, “Dynamic demand response solution for industrial customers,” in *2013 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, 2013, pp. 1–9.
 - [10] G. Carpinelli, S. Khormali, F. Mottola, and D. Proto, “Demand response and energy storage systems: An industrial application for reducing electricity costs. Part I: Theoretical aspects,” 2014, pp. 167–172.
 - [11] E. Inga, D. Carrión, A. Aguila, E. M. García, and R. Hincapié, “Minimal Deployment and Routing Geographic of PMUs on Electrical Power System based on MST Algorithm,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 14, no. 5, pp. 2264–2270, 2016.
 - [12] Y. M. Ding, S. H. Hong, and X. H. Li, “A Demand Response Energy Management Scheme for Industrial Facilities in Smart Grid,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 10, no. 4, pp. 2257–2269, Nov. 2014.
 - [13] J. G. Roos and I. E. Lane, “Industrial power demand response analysis for one-part real-time pricing,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, no. 1, pp. 159–164, 1998.
 - [14] P. Ravindran, K. R. Das, and A. S. Mohan, “Flexible demand response in smart grid based Automatic Generation Control,” 2014, pp. 1–6.
 - [15] R. Tanaka, S. Sekizaki, I. Nishizaki, and T. Hayashida, “The multi-objective optimization of Distribution System management in deregulated electricity market,” 2015, pp. 155–160.
 - [16] M. Ortiz and E. M. Garcia, “Pronostico de la demanda electrica residencial basado en el modelo de regresion adaptativa multivariante spline (MARS),” Universidad Politecnica Salesiana, 2015.
 - [17] D. Tasinchana and E. M. Garcia, “Prediccion con series de tiempo para la optimizacion de la demanda electrica residencial,” Universidad Politecnica Salesiana, 2015.
 - [18] D. Eryilmaz, T. Smith, S. Dhople, E. Wilson, and J. Schmitt, “Demand response for industrial-scale energy users in Midwest ISO: A dynamic programming approach for curtailing energy use,” 2014, pp. 1–4.
 - [19] P. Moreno and E. M. Garcia, “Respuesta a la Demanda para Smart Home Utilizando Procesos Estocasticos,” *I+D Tecnológico*, 2016.
 - [20] G. Carpinelli, S. Khormali, F. Mottola, and D. Proto, “Demand response and energy storage systems: An industrial application for reducing electricity costs. Part II: Numerical application,” 2014, pp. 1038–1042.
 - [21] P. Palensky and D. Dietrich, “Demand Side Management: Demand Response, Intelligent Energy Systems, and Smart Loads,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 381–388, Aug. 2011.
 - [22] S. Li and D. Zhang, “Developing smart and real-time demand response mechanism for residential energy consumers,” 2014, pp. 1–5.
 - [23] S. H. Hong, Y.-C. Li, J. H. Park, and B. Zhao, “Experimental implementation of demand response service for residential buildings,” 2014, pp. 277–282.

- [24] F. Kong and X. Liu, "Distributed Deadline and Renewable Aware Electric Vehicle Demand Response in the Smart Grid," 2015, pp. 23–32.
- [25] V. Pradhan, V. S. K. M. Balijepalli, and S. A. Khaparde, "An Effective Model for Demand Response Management Systems of Residential Electricity Consumers," *IEEE Syst. J.*, vol. 10, no. 2, pp. 434–445, Jun. 2016.
- [26] A. J. Conejo, J. M. Morales, and L. Baringo, "Real-Time Demand Response Model," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 1, no. 3, pp. 236–242, Dec. 2010.
- [27] G. Brusco, G. Barone, A. Burgio, D. Menniti, A. Pinnarelli, L. Scarcello, and N. Sorrentino, "A Smartbox as a low-cost home automation solution for prosumers with a battery storage system in a demand response program," 2016, pp. 1–6.
- [28] G. Gross and M. Negrete-Pincetic, "Management of uncertainty in supply contract auctions contribution to the panel #x201C;hedging risk and uncertainty in electricity markets #x201D;," 2008, pp. 1–4.
- [29] L. Barragan and E. M. Garcia, "Modelo multiobjetivo de planificacion de transmision bajo incertidumbre basado en una optima respuesta de la demanda," Universidad Politecnica Salesiana, 2016.
- [30] G. Ayala and E. M. Garcia, "Respuesta de la demanda electrica basado en el modelo Markoviano," Universidad Politecnica Salesiana, 2016.
- [31] E. M. García, A. Águila, I. Isaac, J. W. González, and G. López, "Analysis of Voltage Profile to determine Energy Demand using Monte Carlos algorithms and Markov Chains (MCMC)," in *51st International Universities' Power Engineering Conference*, 2016, no. Mcmc.
- [32] B. Oña and E. M. Garcia, "Uso eficiente del consumo de energia electrica residencial basado en el metodo Montecarlo," Universidad Politecnica Salesiana, 2015.
- [33] M. Simbaña and E. M. Garcia, "Optimizacion mediante el metodo de Montecarlo de la demanda electrica residencial," Universidad Politecnica Salesiana, 2015.
- [34] S. Mohagheghi and N. Raji, "Managing Industrial Energy Intelligently: Demand Response Scheme," *IEEE Ind. Appl. Mag.*, vol. 20, no. 2, pp. 53–62, Mar. 2014.
- [35] A. Giusto, Á. Giusto, and M. Rey, "Simulation of a decentralized optimal Demand Response algoritm," 2015, pp. 619–623.
- [36] V. P. A. Lonij, J. B. Fiot, B. Chen, F. Fusco, P. Pompey, Y. Gkoufas, M. Sinn, D. Tougas, M. Coombs, and A. Stamp, "A scalable demand and renewable energy forecasting system for distribution grids," 2016, pp. 1–5.
- [37] I. Gorynin, E. Monfrini, and W. Pieczynski, "Fast filtering with new sparse transition Markov chains," 2016, pp. 1–5.
- [38] S. N. Orzen, M. Stratulat, S. Babii, and C. Cosovan, "Markov chains state transitions for reliable persistent routing," 2016, pp. 101–106.
- [39] C. E. P. Tenemaza and E. M. I. Ortega, "State of Art, Reliability In Electrical Distribution

- Systems Based On Markov Stochastic Model,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 14, no. 2, pp. 799–804, Feb. 2016.
- [40] Y. Wang, X. Han, and Y. Ding, “Power system operational reliability equivalent modeling and analysis based on the Markov chain,” 2012, pp. 1–5.
 - [41] J. F. L. van Casteren, M. H. J. Bollen, and M. E. Schmieg, “Reliability assessment in electrical power systems: the Weibull-Markov stochastic model,” *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 36, no. 3, pp. 911–915, May 2000.
 - [42] M. F. Ahmad, J. Murphy, D. Vatansever, E. A. Stamatakis, and S. J. Godsill, “Bayesian Inference of Task-Based Functional Brain Connectivity Using Markov Chain Monte Carlo Methods,” *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 10, no. 7, pp. 1150–1159, Oct. 2016.
 - [43] E. Koblents and J. Míguez, “A population Monte Carlo method for Bayesian inference and its application to stochastic kinetic models,” 2011, pp. 679–683.
 - [44] J. Shen, C. Jiang, Y. Liu, and X. Wang, “A Microgrid Energy Management System and Risk Management Under an Electricity Market Environment,” *IEEE Access*, vol. 4, pp. 2349–2356, 2016.